

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pasar saham merupakan salah satu pilar penting dalam pembangunan ekonomi, sebab berfungsi sebagai sarana penghimpunan dana bagi perusahaan sekaligus instrumen investasi bagi masyarakat. Pergerakan harga saham mencerminkan kinerja perusahaan, sentimen pasar, dan ekspektasi investor terhadap kondisi ekonomi makro. Fluktuasi harga saham yang tinggi menjadi tantangan tersendiri bagi investor dalam mengambil keputusan. Ketidakpastian ini menuntut adanya sistem prediksi yang andal agar investor mampu meminimalkan risiko dan memaksimalkan keuntungan. Oleh karena itu, penelitian mengenai prediksi harga saham terus berkembang dan menjadi fokus penting dalam bidang ekonomi maupun teknologi informasi [1].

Prediksi harga saham bukan sekadar kegiatan akademis, tetapi juga memiliki implikasi praktis yang sangat besar. Investor, manajer portofolio, hingga lembaga keuangan memerlukan prediksi yang akurat untuk menyusun strategi investasi, manajemen risiko, maupun trading otomatis berbasis algoritma. Namun, harga saham memiliki karakteristik data runtun waktu (*time series*) yang kompleks, mengandung *noise*, volatilitas tinggi, serta dipengaruhi faktor eksternal seperti inflasi, nilai tukar, berita, dan sentimen pasar. Hal ini membuat metode statistik tradisional seperti ARIMA dan regresi linear sering tidak mampu memberikan hasil yang memuaskan, terutama ketika data mengalami fluktuasi ekstrem [2].

Kemajuan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) khususnya deep learning membuka jalan baru dalam memprediksi harga saham. Model seperti *Recurrent Neural Network (RNN)* dan turunannya *Long Short-Term Memory (LSTM)* didesain untuk mengolah data sekuensial, sehingga mampu menangkap pola temporal pada data harga saham. Mekanisme memori pada *RNN* memungkinkan model untuk mengingat informasi historis yang relevan, sedangkan *LSTM* dilengkapi dengan gate yang mengatasi masalah vanishing gradient. Hal ini membuat model deep learning lebih unggul dibandingkan pendekatan tradisional, terutama pada data yang panjang dan kompleks [3].

Di Indonesia, penelitian mengenai penggunaan *deep learning* untuk prediksi saham semakin banyak dilakukan dalam beberapa tahun terakhir. Beberapa peneliti mencoba membandingkan performa *LSTM* dan pada saham-saham *BUMN* maupun *LQ45*. Ada pula penelitian yang menggabungkan *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan *BiLSTM* untuk meningkatkan akurasi prediksi saham bank syariah. Hasilnya menunjukkan bahwa metode deep learning mampu mengurangi *error* prediksi dibandingkan metode konvensional. Namun, penelitian-penelitian tersebut masih memiliki keterbatasan, misalnya pada periode data yang singkat, jumlah fitur terbatas, atau penerapan yang belum optimal pada kondisi pasar nyata [4].

Keterbatasan penelitian sebelumnya menimbulkan *gap* yang perlu dijawab. Sebagian besar studi hanya mengandalkan data harga *historis (OHLCV: open, high, low, close, volume)* tanpa memperhatikan variabel eksternal seperti indikator makroekonomi atau sentimen publik. Padahal, faktor-faktor eksternal tersebut sangat berpengaruh terhadap pergerakan harga saham. Selain itu, metode validasi

yang digunakan sering kali belum sesuai dengan karakteristik data time series, misalnya hanya menggunakan split acak daripada *walk-forward validation*. Hal ini membuat model rentan terhadap *overfitting* dan kurang handal ketika diuji pada data baru [5].

Selain masalah metodologi, tantangan lain adalah implementasi model dalam praktik nyata. Prediksi harga saham yang akurat membutuhkan sistem yang bisa berjalan secara *real-time* agar investor dapat segera mengambil keputusan. Namun, belum banyak penelitian lokal yang menguji kinerja *RNN* dan turunannya dalam konteks implementasi praktis seperti sistem trading otomatis atau aplikasi *financial decision support system*. Padahal, hal ini penting untuk mengukur sejauh mana prediksi berbasis deep learning bisa digunakan oleh investor ritel maupun institusi di Indonesia [6].

Melihat kondisi tersebut, penelitian dengan judul “Prediksi Harga Saham Menggunakan *Recurrent Neural Network (RNN)* Berbasis *Deep Learning*” menjadi relevan dan signifikan. Penelitian ini berusaha mengisi gap dengan menggunakan data yang lebih panjang, mengevaluasi varian *RNN*, menambahkan fitur teknikal maupun indikator lain, serta menerapkan metode validasi yang tepat. Dengan pendekatan tersebut, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi akademis sekaligus manfaat praktis bagi pengembangan strategi investasi di pasar modal Indonesia.

1.2 Rumusan Masalah

Bagaimana merancang dan mengimplementasikan model *Recurrent Neural Network (RNN)* berbasis deep learning untuk memprediksi harga saham.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan penelitian ini adalah untuk merancang dan mengimplementasikan model *Recurrent Neural Network (RNN)* berbasis *deep learning* untuk memprediksi harga saham.

1.4 Batasan Penelitian

Dalam penelitian ini, peneliti memberikan beberapa batasan penelitian yaitu:

1. Prediksi yang dilakukan hanya terbatas pada harga penutupan (*closing price*) saham, bukan harga saham intraday atau prediksi jangka panjang.
2. Model yang digunakan adalah *Recurrent Neural Network (RNN)*, tanpa membandingkan dengan metode *machine learning* lain.
3. Dataset yang digunakan dalam merancang dan mengimplementasikan harga saham ini terbatas pada PT Bukit Asam Tbk (PTBA.JK) perbulan.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini bermanfaat untuk mengembangkan penerapan *Recurrent Neural Network (RNN)* dalam memprediksi harga saham, sehingga dapat memberikan kontribusi akademis di bidang *deep learning* sekaligus menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya. Secara praktis, penelitian ini dapat membantu investor, analis, dan pengembang sistem pendukung keputusan dalam melakukan analisis pasar modal secara lebih akurat, efisien, serta mendukung strategi investasi yang lebih tepat.

1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dari skripsi ini terdiri dari pokok-pokok permasalahan

yang akan dibahas pada masing-masing yang diuraikan menjadi beberapa bagian sebagai berikut :

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini berisi teori-teori yang digunakan dalam penelitian, seperti ulasan Pasar Saham dan Prediksi Harga Saham, Data Deret Waktu (*Time Series*), *Deep Learning*, *Recurrent Neural Network (RNN)*, *Long Short-Term Memory (LSTM)*, Pra-pemrosesan Data, Evaluasi Model Prediksi dan Penerapan *RNN* pada Prediksi Harga Saham

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini berisi tahapan-tahapan penelitian, mulai dari identifikasi masalah, pengumpulan data, analisa model, perancangan sistem, implementasi sistem, dan pengujian sistem.

BAB IV ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bab ini berisi Analisa dan perancangan Prediksi Harga Saham Menggunakan *Recurrent Neural Network (Rnn)* Berbasis *Deep Learning*

BAB V IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bab ini berisi implementasi dan pengujian pada aplikasi yang akan dibangun.

BAB VI PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan serta saran

untuk penelitian atau pengembangan sistem di masa mendatang.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Pasar Saham dan Prediksi Harga Saham

Pasar saham merupakan salah satu instrumen penting dalam perekonomian modern, yang menjadi tempat bertemunya perusahaan dan investor. Melalui pasar saham, perusahaan dapat memperoleh modal untuk ekspansi, sedangkan investor memperoleh peluang keuntungan dari capital gain maupun dividen. Namun, harga saham cenderung sangat fluktuatif karena dipengaruhi oleh berbagai faktor, baik internal perusahaan seperti kinerja keuangan, maupun eksternal seperti kebijakan pemerintah, kondisi ekonomi global, bahkan isu sosial dan politik. Fluktuasi inilah yang membuat prediksi harga saham menjadi salah satu kajian yang sangat relevan bagi akademisi, praktisi, maupun investor dalam mengambil keputusan investasi [7]

Dalam perkembangannya, metode prediksi harga saham terus berevolusi dari pendekatan tradisional ke metode modern. Metode statistik klasik seperti *ARIMA*, *GARCH*, dan regresi linier pernah mendominasi karena kemampuannya menangkap pola matematis dalam data historis. Namun, metode tersebut sering kesulitan menghadapi pola non-linear dan kompleksitas hubungan jangka panjang antar data saham. Untuk mengatasi keterbatasan ini, pendekatan berbasis machine learning dan deep learning mulai banyak digunakan karena lebih mampu mengakomodasi dinamika pasar yang rumit. Model berbasis *Recurrent Neural Network (RNN)* dan turunannya seperti *LSTM* terbukti lebih efektif dalam

mempelajari pola sekuensial pada data saham [8].

Penelitian terkini menunjukkan bahwa penggunaan model deep learning semakin populer dalam prediksi harga saham karena fleksibilitasnya dalam menangkap tren dan pola tersembunyi dari data historis. Model hibrida yang menggabungkan *CNN* dengan *LSTM* misalnya, mampu mengekstraksi fitur penting sekaligus mempertahankan hubungan temporal dari data saham, sehingga menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Hal ini memperlihatkan bahwa pemanfaatan deep learning, khususnya *RNN* dan *LSTM*, memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan sistem prediksi harga saham yang lebih cerdas, adaptif, dan bermanfaat untuk mendukung pengambilan keputusan di pasar modal [9].

2.2 Data Deret Waktu (*Time Series*)

Data deret waktu (*time series*) adalah sekumpulan observasi yang dicatat secara berurutan berdasarkan dimensi waktu tertentu, seperti harian, mingguan, bulanan, atau tahunan. Dalam konteks keuangan, khususnya saham, data time series berisi informasi harga pembukaan, harga tertinggi, harga terendah, harga penutupan, dan volume perdagangan (*OHLCV*). Analisis time series pada harga saham sangat penting karena sifat data yang bergantung pada waktu, di mana nilai saat ini dipengaruhi oleh nilai sebelumnya. Pemahaman mengenai pola historis ini menjadi dasar untuk membuat prediksi yang lebih akurat [10].

Namun, karakteristik data time series seringkali sangat kompleks karena adanya tren jangka panjang, faktor musiman (*seasonality*), volatilitas tinggi, serta noise yang sulit diprediksi. Metode konvensional seperti *Autoregressive Integrated*

Moving Average (ARIMA) atau *Double Exponential Smoothing* dapat bekerja dengan baik untuk data yang stasioner, tetapi seringkali tidak cukup tangguh menghadapi data saham yang bersifat non-stasioner dan nonlinear. Oleh karena itu, pendekatan yang lebih fleksibel dan canggih seperti deep learning, khususnya *Long Short-Term Memory (LSTM)*, diperlukan untuk memodelkan pola temporal yang lebih kompleks [11].

Penelitian terkini menunjukkan bahwa penggunaan model deep learning dalam analisis time series saham memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan metode tradisional. Model *LSTM*, misalnya, mampu menangkap ketergantungan jangka panjang antar data historis dan lebih tahan terhadap masalah vanishing gradient yang sering muncul pada model *RNN* klasik. Selain itu, integrasi metode deep learning dengan teknik preprocessing data juga mampu meningkatkan akurasi prediksi. Hal ini memperlihatkan bahwa pemodelan time series dengan teknologi kecerdasan buatan dapat mendukung strategi investasi yang lebih tepat [12].

2.3 Recurrent Neural Network (RNN)

Recurrent Neural Network (RNN) merupakan salah satu arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk memproses data berurutan (sequential data) seperti teks, suara, maupun data deret waktu. Keunggulan utama *RNN* terletak pada kemampuannya untuk menyimpan informasi dari langkah sebelumnya melalui hidden state, sehingga dapat mempertimbangkan konteks historis dalam melakukan prediksi. Hal ini menjadikan *RNN* banyak digunakan dalam pemrosesan bahasa alami, pengenalan suara, serta prediksi harga saham [13].

Meskipun efektif dalam menangkap pola jangka pendek, *RNN* memiliki

kelemahan dalam mengelola dependensi jangka panjang karena masalah vanishing gradient dan exploding gradient. Permasalahan ini membuat pelatihan RNN pada data dengan sekuens panjang menjadi tidak stabil. Untuk mengatasi hal tersebut, berbagai varian dikembangkan seperti *Long Short-Term Memory (LSTM)* yang memiliki mekanisme memori lebih baik dalam menyimpan informasi jangka panjang [14].

Dalam konteks prediksi harga saham, RNN digunakan untuk memodelkan pergerakan harga berdasarkan data historis pasar yang bersifat fluktuatif. Dengan memperhitungkan pola perubahan harga dari waktu ke waktu, *RNN* dapat membantu investor maupun peneliti dalam membuat keputusan yang lebih tepat. Penelitian terkini menunjukkan bahwa penggunaan *RNN*, terutama dengan pengembangan *LSTM*, mampu meningkatkan akurasi prediksi dibandingkan metode konvensional berbasis statistik [15].

2.4 Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan pengembangan dari arsitektur *Recurrent Neural Network (RNN)* yang dirancang khusus untuk mengatasi masalah vanishing gradient dan exploding gradient pada pemrosesan data berurutan. *LSTM* memiliki mekanisme *cell state* yang berfungsi sebagai memori jangka panjang, serta tiga gerbang utama (*input gate*, *forget gate*, dan *output gate*) yang mengatur informasi mana yang harus disimpan maupun dibuang. Hal ini membuat *LSTM* unggul dalam menangkap pola kompleks pada data sekuensial seperti teks, suara, maupun data deret waktu harga saham [16].

Keunggulan utama *LSTM* dibandingkan *RNN* standar adalah kemampuannya

mempertahankan dependensi jangka panjang, sehingga lebih akurat dalam memprediksi pola pada data yang bersifat non-linear dan fluktuatif. Dalam bidang keuangan, *LSTM* telah banyak digunakan untuk prediksi harga saham karena mampu mengenali pola fluktuasi pasar yang dipengaruhi oleh berbagai faktor eksternal. Dibandingkan metode tradisional seperti *ARIMA*, *LSTM* sering kali menghasilkan performa lebih baik dalam menghadapi data dengan volatilitas tinggi [17].

Beberapa penelitian terbaru menunjukkan bahwa kombinasi *LSTM* dengan metode lain, seperti *CNN-LSTM* atau *LSTM* yang dioptimalkan dengan hyperparameter tuning, mampu memberikan peningkatan signifikan dalam akurasi prediksi harga saham. Model ini bahkan mampu mengatasi keterbatasan model statistik konvensional dengan memberikan prediksi yang lebih stabil. Selain itu, *LSTM* juga terbukti lebih konsisten pada data saham jangka panjang [18].

2.5 Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data merupakan tahap penting dalam pengolahan data sebelum digunakan dalam pemodelan machine learning maupun deep learning. Tujuan utamanya adalah membersihkan, menormalkan, serta menyiapkan data agar sesuai dengan kebutuhan algoritma. Dalam konteks prediksi harga saham, proses ini meliputi transformasi data mentah seperti harga penutupan harian menjadi format deret waktu yang dapat dipelajari oleh model. Proses ini sangat krusial untuk mengurangi noise dan memastikan data yang masuk ke model lebih representatif [19].

Tahapan umum pra-pemrosesan meliputi pembersihan data (*data cleaning*),

normalisasi, standarisasi, serta pembagian data menjadi set pelatihan dan pengujian. Normalisasi sangat penting agar skala data tidak terlalu besar atau kecil, sehingga memudahkan model dalam melakukan pembelajaran. Pada prediksi harga saham, data biasanya dinormalisasi ke dalam rentang tertentu, seperti 0 hingga 1, menggunakan metode *Min-Max Scaling*. Hal ini membantu mempercepat proses training sekaligus meningkatkan akurasi model [20].

Selain itu, dalam penelitian berbasis deep learning, proses pra-pemrosesan sering kali mencakup teknik lanjutan seperti *feature extraction* dan *feature selection*. Misalnya, dalam prediksi harga saham, variabel tambahan seperti volume perdagangan atau indikator teknikal dapat digunakan untuk memperkaya data *input*. Dengan strategi pra-pemrosesan yang tepat, kualitas data akan meningkat sehingga model seperti *LSTM* dapat mengenali pola lebih baik dan memberikan hasil prediksi yang lebih akurat [21].

2.6 Evaluasi Model Prediksi

Evaluasi model prediksi merupakan langkah penting untuk menilai sejauh mana suatu algoritma mampu menghasilkan output yang sesuai dengan target. Dalam konteks prediksi harga saham, evaluasi digunakan untuk memastikan model tidak hanya mampu menyesuaikan data latih, tetapi juga memiliki kemampuan generalisasi terhadap data uji. Evaluasi yang baik akan membantu peneliti memahami kelemahan maupun kelebihan model sehingga dapat dilakukan perbaikan pada tahap berikutnya [22].

Beberapa metrik evaluasi yang sering digunakan antara lain Mean Squared Error (*MSE*), Root Mean Squared Error (*RMSE*), Mean Absolute Error (*MAE*), dan

R-squared (R^2). *MSE* dan *RMSE* menekankan pada besarnya deviasi prediksi terhadap nilai sebenarnya, sedangkan *MAE* memberikan gambaran rata-rata kesalahan absolut. Sementara itu, R^2 digunakan untuk mengukur seberapa besar variasi data yang dapat dijelaskan oleh model. Kombinasi metrik tersebut memberikan sudut pandang yang lebih menyeluruh terhadap kinerja model [23].

Selain evaluasi berbasis angka, analisis visual juga sering dilakukan untuk membandingkan hasil prediksi dengan data aktual. Plot grafik antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya dapat menunjukkan apakah model mengikuti tren pergerakan harga saham atau tidak. Dengan demikian, evaluasi tidak hanya menilai seberapa kecil error, tetapi juga memastikan relevansi model dalam implementasi nyata. Penelitian terkini menunjukkan bahwa model berbasis *LSTM* sering kali lebih unggul dibandingkan metode tradisional dalam hal stabilitas prediksi pada data saham dengan volatilitas tinggi [24].

2.7 Penerapan *RNN* pada Prediksi Harga Saham

Recurrent Neural Network (*RNN*) merupakan salah satu metode *deep learning* yang efektif dalam mengolah data sekuensial seperti harga saham. Keunggulan utama *RNN* adalah kemampuannya mempertahankan informasi historis, sehingga dapat mengenali pola pergerakan harga di masa lalu dan memanfaatkannya untuk memperkirakan tren ke depan. Sebagai contoh, dalam penelitian Perbandingan Model *RNN*, Model *LSTM* dalam Memprediksi Harga Saham-Saham *LQ45*, *RNN* dan *LSTM* tetap lebih baik dibanding model statistik konvensional seperti regresi linear dalam mencermati fluktuasi harga saham [25].

Penelitian lain, Analisis Perbandingan Model *LSTM* untuk Prediksi Harga

Saham Bank Rakyat Indonesia (BRI) juga menunjukkan bahwa, *RNN* dan *LSTM* mampu memberikan prediksi yang jauh lebih stabil dan dengan error yang lebih rendah dibandingkan metode-metode tradisional. Model *RNN* biasa pun memperoleh hasil yang kompetitif dalam beberapa konfigurasi data, terutama setelah dilakukan pra-pemrosesan data yang baik [26].

Dengan demikian, literatur terkini membuktikan bahwa *RNN* (*termasuk LSTM*) menawarkan kelebihan dalam hal adaptasi terhadap fluktuasi pasar, terutama pada data saham historis. Meski metode statistik seperti *ARIMA* masih digunakan dalam beberapa studi dan memiliki kinerja yang layak pada situasi tertentu, kombinasi model *deep learning* berbasis *RNN* dengan teknik pra-pemrosesan dan hyperparameter tuning sering kali menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dan kesalahan yang lebih kecil [27].

2.8 Flowchart

Flowchart merupakan representasi visual yang menggambarkan langkah-langkah serta urutan proses dalam suatu sistem atau program. Dengan memanfaatkan simbol-simbol standar seperti *terminator*, *decision*, proses, dan *input/output*, *flowchart* membantu analis maupun programmer memecah sebuah permasalahan menjadi bagian yang lebih sederhana sehingga alurnya lebih mudah dipahami dan dianalisis. Bagi mahasiswa atau pemula dalam pemrograman, *flowchart* berperan sebagai media penting sebelum tahap penulisan kode karena mampu menampilkan logika kerja secara jelas dan terstruktur [28].

Selain sebagai alat analisis, *flowchart* juga berfungsi sebagai media pembelajaran dalam memahami algoritma dan logika pemrograman. Melalui

software seperti *Flowgorithm*, mahasiswa dapat menyusun dan menjalankan flowchart sehingga hasil algoritma dapat divisualisasikan secara langsung. Metode ini tidak hanya membantu memahami konsep dasar algoritma, tetapi juga meningkatkan kemampuan pemecahan masalah secara sistematis [29].

Hasil penelitian terbaru menunjukkan bahwa flowchart kini tidak hanya berperan dalam proses perancangan, tetapi juga dapat dijadikan dasar untuk mengembangkan perangkat lunak yang mampu mengubah diagram menjadi kode program secara otomatis. Dengan demikian, *flowchart* tidak hanya menjadi sarana edukasi, tetapi juga berkontribusi pada peningkatan efisiensi dalam proses pengembangan aplikasi. Pendekatan ini mulai digunakan dalam penelitian multidisiplin yang membahas keterkaitan antara *flowchart*, *pseudocode*, dan penerapan algoritma di lingkungan pendidikan tinggi [30].

2.9 Website

Website adalah sekumpulan halaman yang terhubung melalui internet dan berisi berbagai informasi, layanan, maupun fitur interaktif. Dalam dunia pendidikan, *website* dapat dimanfaatkan sebagai sarana pendukung proses belajar karena mampu menyajikan materi dengan lebih menarik, interaktif, serta dapat diakses kapan pun dan di mana pun. Penggunaan *website* juga mendorong kemandirian siswa dalam mencari informasi serta memperluas sumber belajar yang tidak terbatas pada buku teks saja [31].

Selain berfungsi sebagai media informasi, *website* dapat dikembangkan dengan berbagai fitur khusus seperti kuis interaktif, forum diskusi, hingga sistem penilaian hasil belajar. Fitur-fitur tersebut menjadikan *website* bukan hanya sebagai tempat

mencari referensi, tetapi juga sebagai ruang interaksi antara pendidik dan peserta didik. Dengan demikian, keberadaan *website* dapat meningkatkan efektivitas pembelajaran dan membantu mencapai tujuan pendidikan secara lebih optimal [32].

Lebih lanjut, *website* juga dimanfaatkan untuk merancang sistem pembelajaran digital yang disesuaikan dengan kebutuhan siswa. Pengembangan media pembelajaran berbasis *web* memungkinkan guru mengintegrasikan berbagai elemen multimedia seperti gambar, video, dan animasi sehingga materi lebih mudah dipahami. Oleh sebab itu, *website* memiliki peran signifikan dalam mendorong transformasi digital pendidikan pada era industri 4.0 [33].

2.10 *Python*

Python merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi yang banyak diminati karena sintaksnya yang sederhana serta sifatnya yang fleksibel. Bahasa ini mendukung berbagai paradigma pemrograman, mulai dari prosedural, fungsional, hingga berorientasi objek, sehingga sangat sesuai digunakan dalam dunia pendidikan maupun penelitian. Di lingkungan akademik, *Python* membantu mahasiswa dan peneliti menyelesaikan berbagai permasalahan komputasi dengan lebih cepat dan efisien [34].

Selain itu, *Python* menyediakan beragam pustaka (*library*) yang sangat lengkap untuk berbagai keperluan, seperti analisis data, visualisasi, hingga pengembangan kecerdasan buatan. Keberadaan pustaka populer seperti *NumPy*, *Pandas*, dan *Matplotlib* memungkinkan pengguna melakukan manipulasi serta eksplorasi data dengan lebih mudah. Hal ini menjadikan *Python* sebagai salah satu bahasa yang banyak dimanfaatkan dalam penelitian berbasis data dan aktivitas

pembelajaran yang melibatkan komputer [35].

Dalam pengembangan ilmu pengetahuan, Python memegang peranan yang signifikan, terutama pada riset di bidang matematika, sains, dan teknologi informasi. Penggunaan *Python* dalam berbagai studi, seperti perhitungan matematis, simulasi, hingga analisis big data, menunjukkan bahwa bahasa ini mampu mendukung kemajuan penelitian modern. Dengan komunitas pengguna yang luas serta dokumentasi yang lengkap, *Python* semakin relevan dan banyak digunakan di era digital saat ini [36].

2.11 *Visual Studio Code*

Visual Studio Code (VS Code) adalah editor kode yang dikembangkan Microsoft dengan kemampuan berjalan di berbagai platform, seperti *Windows*, *Linux*, dan *macOS*. *VS Code* banyak digunakan oleh developer karena tampilannya yang sederhana, performanya yang ringan, serta tersedianya beragam ekstensi yang mendukung banyak bahasa pemrograman, seperti *Python*, *JavaScript*, *Java*, dan *C++*. Hal tersebut menjadikan *VS Code* sebagai salah satu editor utama dalam pengembangan perangkat lunak masa kini [37].

Selain itu, *Visual Studio Code* memiliki fitur bawaan seperti *debugging*, *syntax highlighting*, *intelliSense*, serta *integrated terminal* yang sangat membantu dalam proses penulisan dan pengujian kode. Beragam ekstensi yang tersedia memungkinkan pengguna menyesuaikan editor sesuai kebutuhan proyek masing-masing. Kemudahan tersebut membuat *VS Code* tidak hanya digunakan oleh pengembang profesional, tetapi juga oleh mahasiswa yang sedang mempelajari pemrograman untuk meningkatkan kemampuan logika dan pemahaman sintaks

[38].

Di lingkungan pendidikan, *VS Code* kerap dijadikan media pembelajaran dalam mata kuliah pemrograman maupun proyek riset. Fleksibilitasnya memungkinkan mahasiswa untuk mengembangkan aplikasi berbasis web, mobile, maupun desktop dengan lebih efisien. Ditambah dengan komunitas global yang besar, dokumentasi yang melimpah, serta dukungan teknologi terbaru, *VS Code* semakin memiliki peran penting sebagai alat pengembangan perangkat lunak di era digital saat ini [39].

2.12 Blackbox Testing

Blackbox Testing adalah metode pengujian perangkat lunak yang menitikberatkan pada pemeriksaan fungsi sistem tanpa melihat struktur internal maupun kode programnya. Pendekatan ini digunakan untuk memastikan bahwa setiap input menghasilkan *output* yang sesuai dengan ekspektasi, sehingga membantu mendeteksi kesalahan pada fungsionalitas aplikasi. Dengan cara ini, penguji dapat menilai kualitas perangkat lunak dari perspektif pengguna akhir tanpa perlu memahami detail teknis pemrograman [40].

Metode *Blackbox Testing* umumnya diterapkan pada tahap akhir proses pengembangan untuk memastikan bahwa semua fitur telah bekerja sesuai dengan spesifikasi. Beberapa teknik yang sering digunakan dalam metode ini meliputi *equivalence partitioning*, *boundary value analysis*, serta *decision table testing*. Penerapan metode ini membantu pengembang menemukan kesalahan yang berhubungan dengan logika aplikasi maupun masalah antarmuka yang mungkin tidak terdeteksi pada pengujian berbasis kode [41].

Selain itu, *Blackbox Testing* sering dimanfaatkan dalam penelitian akademik maupun implementasi aplikasi berbasis *web*, *mobile*, dan *desktop*. Metode ini memudahkan mahasiswa dan peneliti dalam menguji fungsionalitas perangkat lunak secara praktis tanpa perlu pemahaman mendalam terhadap struktur kode. Berkat fleksibilitas dan efektivitasnya, *Blackbox Testing* menjadi salah satu pendekatan penting dalam memastikan kualitas aplikasi yang dikembangkan [42].

2.13 *Hypertext Markup Language (HTML)*

Hypertext Markup Language (HTML) adalah bahasa markup standar yang digunakan untuk membangun serta menampilkan halaman web. *HTML* berfungsi mengatur struktur dasar halaman, mulai dari heading, paragraf, gambar, tautan, hingga tabel. Dengan perkembangan teknologi, *HTML* berevolusi hingga versi *HTML5* yang lebih interaktif dan memiliki dukungan multimedia seperti *audio*, *video*, serta *canvas* untuk grafis. Berkat keunggulan tersebut, *HTML* tetap menjadi dasar utama dalam pengembangan aplikasi *web modern* [43].

Selain menjadi pondasi pembuatan halaman *web*, *HTML* berperan penting dalam pengembangan antarmuka pengguna (*UI*) karena menentukan cara informasi ditampilkan kepada pengguna. Elemen-elemen semantik pada *HTML5* membantu meningkatkan performa mesin pencari (*SEO*) serta memperbaiki aksesibilitas bagi pengguna dengan kebutuhan khusus. Oleh sebab itu, *HTML* tidak hanya dibutuhkan oleh programmer, tetapi juga oleh desainer web untuk menyusun konten yang rapi, terstruktur, dan mudah digunakan [44].

Dalam dunia pendidikan maupun penelitian, *HTML* sering diajarkan sebagai materi awal dalam pemrograman web. Mahasiswa umumnya mempelajari *HTML*

sebelum masuk ke *CSS* dan *JavaScript* karena sifatnya yang mendasar. Penggunaan *HTML* dalam berbagai proyek penelitian web menunjukkan pentingnya bahasa ini dalam membangun aplikasi berbasis *browser*, baik untuk sistem informasi, e-learning, maupun layanan publik. Hal ini membuat *HTML* tetap relevan dan terus digunakan hingga saat ini [45].

2.14 *Cascading Style Sheet (CSS)*

Cascading Style Sheets (CSS) adalah bahasa *stylesheet* yang digunakan untuk mengatur tampilan visual pada dokumen *HTML*. Melalui *CSS*, pengembang dapat menentukan berbagai aspek desain seperti warna, ukuran teks, *margin*, *padding*, hingga tata letak sehingga halaman web tampil lebih menarik dan konsisten. Perkembangan teknologi menghadirkan fitur seperti Flexbox, Grid Layout, serta media *query* yang memungkinkan desain responsif di berbagai jenis perangkat. Dengan kemampuan tersebut, *CSS* menjadi fondasi penting dalam pengembangan web modern karena mampu meningkatkan estetika sekaligus fleksibilitas antarmuka [56].

Selain memperindah tampilan, *CSS* juga memiliki peran besar dalam meningkatkan pengalaman pengguna (*user experience*) dan aksesibilitas. Penataan visual yang rapi membantu pengguna menavigasi dan memahami informasi dengan lebih mudah, sedangkan efek interaktif seperti *hover* dan *transition* dapat meningkatkan keterlibatan pengguna. Optimalisasi *CSS* melalui penghapusan kode yang tidak diperlukan, pemanfaatan *critical CSS*, serta teknik minifikasi turut mempengaruhi kecepatan loading dan performa website. Dengan demikian, *CSS* berfungsi bukan hanya sebagai alat presentasi, tetapi juga sebagai elemen penting

dalam kualitas teknis sebuah situs [57].

Dalam dunia pendidikan dan penelitian, *CSS* umumnya dipelajari setelah *HTML* sebagai dasar dalam memahami desain dan pengembangan web. Mahasiswa atau peserta pelatihan biasanya mempelajari konsep seperti box model, spesifisitas selector, serta metodologi penulisan kode seperti *BEM* sebelum melanjutkan ke framework modern seperti *Bootstrap*, *Tailwind*, atau *Materialize*. Penggunaan *CSS* dalam proyek akademik, pelatihan masyarakat, maupun penelitian sistem informasi menunjukkan betapa pentingnya peran *CSS* dalam menciptakan antarmuka yang responsif, interaktif, dan mudah dipelihara. Hal ini menegaskan bahwa *CSS* tetap menjadi keterampilan fundamental di era transformasi digital [58].

2.15 *Java Script*

Java Script adalah bahasa pemrograman yang digunakan untuk membuat halaman *web* menjadi lebih dinamis dan interaktif. Bahasa ini memungkinkan pengembang memanipulasi elemen *HTML* serta mengatur gaya melalui *CSS* secara langsung, sehingga memberikan pengalaman pengguna yang lebih responsif. Seiring kemajuan teknologi, *JavaScript* juga mendukung asynchronous programming yang memungkinkan pertukaran data dengan *server* tanpa harus melakukan reload halaman. Kemampuan tersebut menjadikan *Java Script* sebagai komponen penting dalam pengembangan aplikasi web modern [59].

Selain digunakan pada sisi klien, *Java Script* kini berkembang melalui *Node.js* yang memungkinkan eksekusi kode di sisi server. Perkembangan ini memperluas peran *JavaScript* sehingga dapat digunakan untuk pengembangan *full-stack*. Framework populer seperti *React*, *Angular*, dan *Vue* membantu pengembang

membangun antarmuka secara lebih efisien, sementara *Node.js* mempermudah integrasi API dan pengelolaan basis data. Hal ini menjadikan *Java Script* sebagai bahasa yang fleksibel dan serbaguna dalam ekosistem pengembangan web [60].

Dalam ranah pendidikan dan penelitian, *Java Script* biasanya diajarkan setelah *HTML* dan *CSS* sebagai materi lanjutan dalam pembelajaran pemrograman web. Mahasiswa dan peserta kursus umumnya mempelajari konsep *DOM* (*Document Object Model*), event handling, serta manipulasi data sebelum melanjutkan ke *framework* yang lebih kompleks. *Java Script* juga banyak dimanfaatkan dalam penelitian terkait *e-learning*, sistem informasi, dan layanan publik berbasis web interaktif. Oleh karena itu, *Java Script* tetap menjadi keterampilan dasar yang penting bagi pengembang di era digital [61].

2.16 Penelitian Terkait

Berikut adalah penelitian sebelumnya yang dijadikan acuan dan referensi dalam menyelesaikan masalah ini.

Tabel 2. 1 Tabel Penelitian Sebelumnya

No	Nama	Tahun	Judul	Hasil
1	Gilang Ramadhani, Umi Mahdiah, Resty Wulanningrum	2025	Prediksi Harga Saham Batubara Menggunakan <i>Recurrent Neural Network</i> (<i>RNN</i>)	Penelitian ini berhasil mengembangkan model <i>Recurrent Neural Network</i> (<i>RNN</i>) untuk memprediksi harga saham PT Bukit Asam Tbk (<i>PTBA</i>) dengan menggunakan data historis harga saham harian. Melalui tahap preprocessing (normalisasi dan pembentukan sequence), data dapat diolah sesuai kebutuhan model <i>RNN</i> . Hasil evaluasi menunjukkan

				performa prediksi yang baik dengan nilai MAE 38,3277, MSE 2979,9059, RMSE 54,5885, dan MAPE 1,8168%. Angka ini mengindikasikan bahwa model mampu menangkap pola temporal pergerakan harga saham dengan tingkat kesalahan yang relatif kecil. Model <i>RNN</i> tidak hanya mampu mengikuti tren historis dengan baik, tetapi juga menghasilkan prediksi harga saham ke depan yang realistis dan mendekati kondisi pasar sebenarnya. Dengan demikian, <i>RNN</i> dapat dijadikan sebagai alat bantu andal untuk mendukung pengambilan keputusan investasi, khususnya pada sektor energi seperti batubara
2.	Febriyanti Darnis, Arief Rahman, Yulian Ansori	2025	Akurasi Model Algoritma <i>Recurrent Neural Network</i> Untuk Prediksi Saham Syariah	Penelitian ini mengembangkan model prediksi harga saham, dengan nilai masukan berupa harga pembuka (open). Algoritma <i>RNN</i> sudah baik dalam memprediksi harga saham, dari percobaan sebanyak 12 skenario, didapatkan skenario 12 adalah, model yang terbaik, dengan jumlah hidden layer 2, dengan unit setiap hidden layer sebanyak 100, epoch sebanyak 150 dan dropout sebesar 10%. Dari model tersebut didapatkan tingkat akurasi 98.2% dan RMSE sebesar 106, dari berbagai skenario

				didapatkan, pada penelitian ini jumlah hidden layer semakin sedikit, tingkat akurasi yang didapatkan akan semakin tinggi. Oleh sebab itu didapatkan algoritma RNN mampu untuk memprediksi harga saham dengan akurasi yang cukup baik.
3.	M. Anwar Abbas, Heru Dwi Saputra, Adi Octavianlara, Ade Irfan Efendi, Yasrizal	2024	Prediksi Harga Saham Berdasarkan Data Histori Menggunakan Algoritma <i>LSTM & RNN</i>	Forecasting membantu dalam membuat perkiraan yang cukup akurat dan berguna tidak hanya bagi peneliti tetapi juga bagi pialang saham dan siapa pun yang tertarik pada bursa saham. Menggunakan LSTM dan RNN, kami melakukan percobaan menggunakan tiga metode tersebut untuk menemukan perkiraan paling akurat dalam penelitian ini. Dari dua kali percobaan yang kami lakukan dengan pengaturan parameter yang berbeda, analisis kami menunjukkan bahwa LSTM mengungguli RNN pada percobaan pertama. Ini dapat diartikan bahwa LSTM merespon lebih baik terhadap setiap sampel data individual dalam satu iterasi dan dapat belajar dari dataset dalam beberapa epochs yang terbatas. Pada percobaan pertama, kami menggunakan batch_size 1 dan epoch 3. Sedangkan pada percobaan kedua menunjukkan bahwa menggunakan batch_size

				32 dan epoch 60. Hasil ini menunjukkan bahwa LSTM bereaksi lebih baik terhadap pengolahan batch data yang lebih besar dalam periode pelatihan yang lebih panjang. Model ini juga memiliki konsistensi yang lebih baik dalam hal kinerja model untuk periode pelatihan yang lebih panjang dan menghasilkan prediksi yang lebih baik untuk dataset yang sedang. Jika menyangkut dataset yang lebih besar, LSTM dapat berkinerja lebih baik dan memberikan prediksi yang akurat dibandingkan algoritma lainnya.
4.	Ni Putu Noviyanti Kusuma	2024	Prediksi Harga Saham Blue Chip Pada Indeks Idx30 Menggunakan Algoritma <i>Recurrent Neural Network (Rnn)</i>	Berdasarkan penelitian yang dilakukan dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut: Berdasarkan hasil penelitian evaluasi model prediksi harga saham penutupan yang disesuaikan dari 17 perusahaan blue chip terbaik dalam indeks IDX30 selama periode amatan 2019-2022 menunjukkan bahwa model AI dengan algoritma LSTM terbukti dapat dapat diandalkan dalam mengambil keputusan investasi berdasarkan hasil prediksi mereka dan mendekati nilai aslinya. Temuan ini

				memberikan wawasan dan informasi berharga dalam memanfaatkan teknologi AI untuk memprediksi harga saham.
5.	Akhiyar Waladi, Yogi Perdana, Hasanatul Iftitah Nindy Raisa Hanum	2024	<i>Stock Price Prediction Using Machine Learning - Based on RNN Algorithms</i>	Berdasarkan hasil analisis model RNN untuk prediksi harga saham BRI, dapat disimpulkan: Model menunjukkan performa prediksi yang sangat baik dengan MAPE 1.7438% dan R^2 0.7490. Model menggunakan arsitektur optimal dengan 150 unit RNN dan menunjukkan kecenderungan prediksi yang konservatif (mean error -23.90), menjadikannya reliable untuk pengambilan keputusan investasi. Kemudian model menunjukkan adaptabilitas yang bervariasi pada berbagai kondisi pasar, dengan performa terbaik pada kondisi sideways (MAPE 1.9920%), moderat pada bull market, dan relatif lemah pada bear market. Hal ini mengindikasikan model sangat efektif untuk prediksi dalam kondisi pasar stabil. Analisis time step importance menunjukkan model memberikan bobot tertinggi pada data 7-8 hari terakhir (impact score 0.09). Pola ini mengonfirmasi kemampuan model dalam memanfaatkan momentum jangka

				menengah untuk prediksi yang akurat.
6.	Muhammad Reza Pahlawan , Arif Djunaidy , Retno Aulia Vinarti	2022	Prediksi Indeks Harga Saham Menggunakan Model Hibrida Recurrent Neural Network Dan Genetic Algorithm	Penelitian ini menggunakan GA sebagai sarana penentuan parameter RNN seperti jumlah hidden layer, jumlah node di dalam hidden layer, optimizer, jumlah batch, dan tingkat dropout. Hasil eksperimen mengindikasikan bahwa semakin banyak jumlah populasi maka akan berbanding lurus dengan banyaknya waktu komputasi yang dibutuhkan. Penetapan nilai stopping rule seperti GA tidak akan berjalan lagi kalau tidak ada penurunan di generasi selanjutnya sangat berpengaruh dalam waktu yang dibutuhkan GA untuk berjalan. Hal ini dibuktikan melalui salah satu eksperimen penelitian dimana skenario dengan jumlah populasi 30 bisa jadi memiliki waktu komputasi yang lebih cepat daripada skenario yang memiliki jumlah populasi sebanyak 20. Hal ini terjadi karena skenario dengan jumlah populasi 30 mencapai nilai stopping rule yang ditetapkan dalam penelitian ini sementara skenario dengan jumlah populasi 20 tidak mencapainya.

7.	Ibnu Akil, Indra Chaidir	2022	Prediksi Harga Saham Twitter Dengan <i>Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network</i>	Penggunaan model <i>RNN</i> dengan menggunakan <i>LSTM</i> sebagai hidden layer di dalam neural network, dengan menggunakan dua model prediksi yaitu; single step dan multi step, di dapatkan bahwa untuk single step <i>RNN</i> cukup akurat dalam memprediksi data satu hari ke depan. Sedangkan untuk multi step, <i>RNN</i> tampaknya kehilangan dinamisme dalam memprediksi nilai yang bersifat turun naik. Sehingga untuk memprediksi data 12 hari berikutnya tampak kaku. Hal ini dapat dijadikan untuk penelitian lebih lanjut model <i>RNN</i> untuk multi step model.
8.	Dwi Andriyanto , Yan Rianto	2022	<i>Optimization Of Recurrent Neural Network In Indonesia Stock Exchange Price Prediction Modeling</i>	Penggunaan algoritma neural network seperti <i>RNN</i> dan <i>LSTM</i> sangat membantu dalam menyelesaikan permasalahan regresi yang berkaitan dengan prediksi harga, terutama data yang bersifat sequence/time series seperti data saham. Preprocessing data sangat membantu kinerja model untuk menghasilkan kesalahan minimal seperti pengisian nilai kosong dengan nilai rata-rata harga saham sebelumnya. Pemilihan tipe skala data berupa standard scaler dapat meningkatkan

				kinerja dibandingkan minmax scaler. Perlunya pengaturan parameter agar dapat menghasilkan kinerja model yang sesuai dengan karakteristik data saham yang diteliti. Metrik kinerja kesalahan terbaik mencapai R Square dengan nilai 0,96 dengan arsitektur model yaitu model neural network dengan input layer 4, hidden layer 1 dengan 32 neuron, output layer 1; parameter model dengan aktivasi input layer dan hidden layer menggunakan ReLU, aktivasi output layer menggunakan sigmoid, jumlah epoch 100, dan batch size 16; Optimasi terbaik menggunakan optimizer Adam dengan learning rate 0,01. Performa model yang diajukan dalam penelitian ini dapat menghasilkan performa error terkecil menggunakan Algoritma RNN dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, yaitu R Square 0,90[2]. Penerapan model yang dihasilkan dari penelitian ini telah disimulasikan pada harga saham Bursa Efek Indonesia seperti dengan error R-Square, yaitu ASII (0,96), UNVR (0,97), MLPL (0,86), BABP (0,88) dan BBRI (0,97), BBKP (0,94). Tingkat fluktuasi harga saham yang berbeda
--	--	--	--	---

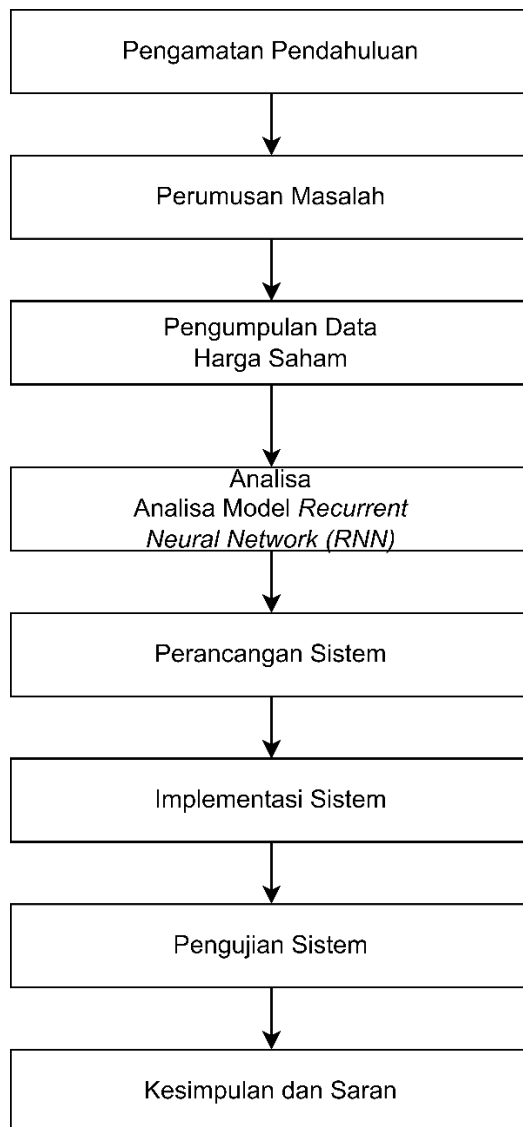
				memerlukan eksperimen lebih lanjut dengan berbagai kombinasi parameter seperti ukuran batch, epoch, aktivasi unit, dan parameter lainnya. Penggunaan algoritma lain seperti Facebook Prophet dan penambahan fitur rekayasa yang terkait dengan harga saham seperti analisis teknikal, fundamental, dan sentimen saham dapat dipertimbangkan untuk penelitian selanjutnya.
9.	Andrew Nilsen	2022	Perbandingan Model <i>RNN</i> dan Model <i>LSTM</i> , dalam Memprediksi Harga Saham-Saham LQ45	Berdasarkan hasil dan pembahasan dapat disimpulkan bahwa dari ketiga model (Recurrent Neural Network (RNN) dan Long Short-Term Memory (LSTM)) yang telah diimplementasikan dan diterapkan pada nilai historis harga penutupan saham-saham yang terdaftar di indeks LQ45.
10.	Afif Ilham Caniago, Wilis Kaswidjanti, Juwairiah	2021	<i>Recurrent Neural Network</i> Untuk Prediksi Harga Saham	Dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa model <i>RNN</i> menunjukkan hasil prediksi harga saham yang berbeda-beda pada tiap perusahaan, arsitektur, dan jenis data input. Semakin jauh periode prediksi, nilai error (MAE, RMSE, MAPE) cenderung meningkat. Arsitektur Stacked lebih stabil dibandingkan Shallow karena lebih sering menghasilkan error rendah dan akurasi tinggi. Data input TA lebih unggul

				dibandingkan data Chartist dalam menekan error, sementara perusahaan liquid lebih mudah diprediksi dibandingkan non-liquid. Faktor dropout tidak berpengaruh signifikan terhadap penurunan error. Namun, model masih terbatas dalam akurasi prediksi jangka panjang (lebih dari 3 hari) sehingga perlu pengembangan lebih lanjut.
--	--	--	--	--

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan dengan mengikuti tahapan demi tahapan yang saling berkaitan. Setiap tahapan dijelaskan dalam metode penelitian yang disusun secara sistematis, terstruktur, dan ditampilkan dalam bentuk skema yang jelas. Berikut tahapan-tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1 dibawah:



3.1 Gambar Tahapan Penelitian

Penjelasan dari tahapan-tahapan penelitian pada Gambar 3.1 dapat dilihat pada penjelasan dibawah ini:

3.1 Pengamatan Pendahuluan

Tahapan awal dalam penelitian ini adalah pengamatan pendahuluan yang bertujuan untuk memahami permasalahan dalam memprediksi harga saham, khususnya pada sektor energi. Pada tahap ini dilakukan studi literatur terhadap penelitian sebelumnya yang menggunakan pendekatan deep learning dalam analisis data deret waktu. Hasil kajian menunjukkan bahwa metode *Recurrent Neural Network (RNN)* lebih efektif dalam menangkap pola temporal pada data historis saham dibandingkan metode tradisional.

3.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan pengamatan pendahuluan, permasalahan utama dalam penelitian ini adalah bagaimana membangun sistem prediksi harga saham menggunakan model *Recurrent Neural Network (RNN)* berbasis *deep learning* agar mampu menghasilkan prediksi harga secara otomatis dan dapat digunakan sebagai acuan dalam pengambilan keputusan investasi. Selain itu, berdasarkan hasil wawancara dengan anggota organisasi Galeri Saham yang berlokasi di Gedung Fakultas Ekonomi Universitas Pasir Pengaraian, diperoleh informasi bahwa mereka mengalami kesulitan dalam memprediksi harga saham untuk periode bulan berikutnya. Kondisi tersebut menunjukkan perlunya pengembangan model prediksi yang lebih akurat dan adaptif terhadap perubahan data pasar saham.

3.3 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data historis harga saham harian yang diperoleh dari platform daring seperti Yahoo Finance. Data yang dikumpulkan meliputi tanggal, harga pembukaan (*open*), harga tertinggi (*high*), harga terendah (*low*), harga penutupan (*close*), serta volume perdagangan. Saham yang menjadi fokus penelitian adalah PT Bukit Asam Tbk (PTBA), yang dipilih karena termasuk dalam sektor energi dan memiliki volatilitas tinggi sehingga relevan untuk pengujian model prediksi. Jumlah data yang diperoleh mencapai ribuan catatan harian, yang kemudian dibagi menjadi data latih (*training set*) dan data uji (*testing set*). Pembatasan pada satu perusahaan saham dipertimbangkan untuk menjaga konsistensi analisis serta menyesuaikan dengan keterbatasan waktu dan sumber daya dalam proses preprocessing dan pelatihan model.

3.4 Analisa

Tahapan selanjutnya adalah melakukan analisa metode sistem dari penelitian proposal skripsi ini. Adapun tahapan analisa dalam penelitian proposal skripsi ini adalah sebagai berikut:

3.4.1 Analisa *Recurrent Neural Network (RNN)*

Analisis ini melibatkan pemahaman karakteristik dan arsitektur dari model *Recurrent Neural Network (RNN)* yang digunakan untuk memprediksi harga saham. RNN dipilih karena kemampuannya dalam menangkap pola temporal pada data deret waktu, di mana harga saham pada suatu hari sangat dipengaruhi oleh harga pada hari-hari sebelumnya.

Langkah-langkah dalam analisis mencakup penyesuaian parameter seperti jumlah unit/neuron pada *hidden layer*, fungsi aktivasi, *optimizer*, jumlah *epoch*, serta penggunaan dropout untuk mencegah *overfitting*. Selain itu, dilakukan juga proses normalisasi data dan pembentukan *sequence time steps* agar data historis harga saham sesuai dengan format input yang dapat diproses oleh model *RNN*.

3.5 Perancangan Sistem

Perancangan sistem dilakukan dengan membangun arsitektur prediksi harga saham berbasis model *Recurrent Neural Network (RNN)*. Proses perancangan mencakup tahapan seperti pengumpulan data historis harga saham, pra-pemrosesan data (pembersihan data, normalisasi dengan *Min-Max Scaling*, serta pembentukan *sequence time steps*), pembangunan arsitektur jaringan *RNN* dengan jumlah unit tertentu pada *hidden layer*, serta pengaturan parameter pelatihan seperti jumlah *epoch*, *batch size*, *optimizer*, dan *learning rate*. Tahapan ini menjadi dasar sebelum model diimplementasikan dan diuji lebih lanjut untuk menilai performa prediksi.

3.6 Implementasi Sistem

Beberapa komponen pendukung yang berperan penting dalam implementasi sistem diantaranya adalah perangkat keras (*hardware*) dan perangkat lunak (*software*). Adapun spesifikasi dari perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan sebagai berikut:

1. Perangkat keras (*hardware*), antara lain:

Processor : 11th Gen Intel(R) Core(TM) i3-1115G4 @ 3.00GHz (4 CPUs), ~3.0GHz

Memory : 8192MB RAM

System type : *Windows 11 Home Single Language 64-bit (10.0, Build 26100)*

Harddisk : 500 GB

2. Perangkat lunak (*software*), antara lain:

Sistem operasi : *Windows 11*

Tools : *Google Colab*

3.7 Pengujian Sistem

Pengujian sistem bertujuan untuk mengevaluasi sejauh mana model RNN yang telah dibangun mampu memprediksi harga saham secara akurat. Pengujian dilakukan dengan membagi data menjadi data latih dan data uji menggunakan rasio tertentu (misalnya 80:20). Selanjutnya, performa model dievaluasi menggunakan metrik-metrik prediksi deret waktu, seperti *Mean Absolute Error (MAE)*, *Mean Squared Error (MSE)*, *Root Mean Squared Error (RMSE)*, dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*. Hasil evaluasi ini digunakan untuk menilai efektivitas model dalam menangkap pola temporal pada harga saham serta menentukan apakah model layak digunakan atau memerlukan penyempurnaan lebih lanjut.

3.8 Kesimpulan dan Saran

Tahapan terakhir adalah menarik kesimpulan berdasarkan hasil evaluasi model RNN yang digunakan untuk prediksi harga saham. Kesimpulan diperoleh dari analisis performa model menggunakan metrik evaluasi (*MAE*, *MSE*, *RMSE*, dan *MAPE*) yang menunjukkan sejauh mana model mampu menangkap pola pergerakan

harga saham secara akurat.

Selain itu, diberikan beberapa saran untuk pengembangan sistem ke depan, seperti penggunaan dataset historis yang lebih besar dan lebih beragam, eksperimen dengan arsitektur *deep learning*, serta penerapan model pada saham dari sektor berbeda untuk menguji generalisasi sistem.